

# AIを活用した監査リスク管理の事例

PwCあらた有限責任監査法人 吉澤豪  
2023年3月24日



本資料は講師の私見で作成しており、PwCあらた有限責任監査法人および所属部門の正式見解を示すものではありません。

# 講師紹介



## 吉澤 豪

PwCあらた有限責任監査法人

ガバナンス・リスク・コンプライアンス・アドバイザリー部 シニアマネージャー

- 会計・監査とデジタル技術の知見を有し、ガバナンス、リスク管理、コンプライアンス、内部監査に係る高度化やDXプロジェクト推進等のアドバイザリー業務を提供。
- 大手監査法人にて、AIを利用した仕訳の異常検知システムのプロダクトマネージャーとして次世代監査手法の研究開発・運用・推進をリードし、グローバルファーム全体の監査の変革に取り組む。また、製造業・情報通信業を中心に会計監査・内部統制監査やIFRS導入支援、内部統制アドバイザリー業務等を10年以上提供。
- 大手外資系IT企業にて、ITエンジニアとして経理・財務領域における汎用系・Web系の基幹業務システム及びデータウェアハウスの開発・保守、オフショア開発体制におけるプロジェクトマネジメント等を経験。
- 元日本公認会計士協会 IT委員会監査データ標準化対応専門委員会 専門委員

### 【資格】

- 公認会計士
- 情報処理技術者(ソフトウェア開発技術者)

[go.yoshizawa@pwc.com](mailto:go.yoshizawa@pwc.com)

# Agenda

1. AIを活用したデータ分析監査の概要 04
2. AIを活用した監査におけるリスク管理の事例紹介 09

# 1

AIを活用したデータ分析監査の概要

# 監査を取り巻く環境の変化

01

ステークホルダーからの期待

CGコードの改訂等で内部監査部門の役割、責任範囲が拡大し、株主や投資家、取締役会、監査役などのステークホルダーからの期待が高まっている。

02

DXの進展

企業のデジタルトランスフォーメーション(DX)が進展し、監査対象となる業務やデータの標準化、デジタル化が進み、データアナリティクス導入のためのIT環境の整備が進んできた。

伝統的監査手法からAIを活用したデータドリブン監査へ

03

リモート監査の推進

新型コロナウイルス(COVID-19)への対応で現地往査の機会が限られ、リモート環境下でも遂行できる監査の整備が必要となった。

04

BI・ETLツールの普及

BI(Business Intelligence)およびETL(Extract、Transform、Load)ツールの普及が進み、高度なデータ処理・分析スキルがなくても監査にデータ分析を取り入れることが可能になってきた。

# データドリブン監査とは(1/2)

「データドリブン監査」とは、データ分析により認識したリスク(仮説)を起点として行う監査であり、従来の伝統的データ分析監査手法であるCAAT(Computer Assisted Audit Techniques:コンピュータ利用監査技法)とは異なる。

## データドリブン監査

データドリブン監査とは、データ分析により認識したリスク(仮説)を起点として行う監査である。

例:経費に関するリスクシナリオを作成し、一定の閾値からの逸脱した異常値の発生状況を継続的にモニタリングする。異常値を識別した場合は調査を実施し、その結果、監査を実施すべきと判断された場合は、通常の監査と同様のプロセスで個別の監査計画を策定のうえ実施する。



## 伝統的CAAT

CAATとは、想定したリスクの実在性を検証するために行うデータ分析であり、監査プログラムの中の一つの監査手続として実施されるものである。

例:経費データから土日に発生したレコードを抽出し、そのレコードの適切性を検証する。

## データドリブン監査の導入メリット

- 限られた監査資源で監査のカバレッジを上げることができる。
- 重要なリスクに応じたシナリオを設定して分析するため、監査人の属人性を排除できる。
- 2線によるモニタリングが進んでいる場合は敢えて3線で実施する必要はないが、特に2線機能が弱い場合に有効。将来的には3線で作成したリスクシナリオに基づくデータ分析手法を2線に引き継ぐことも可能。

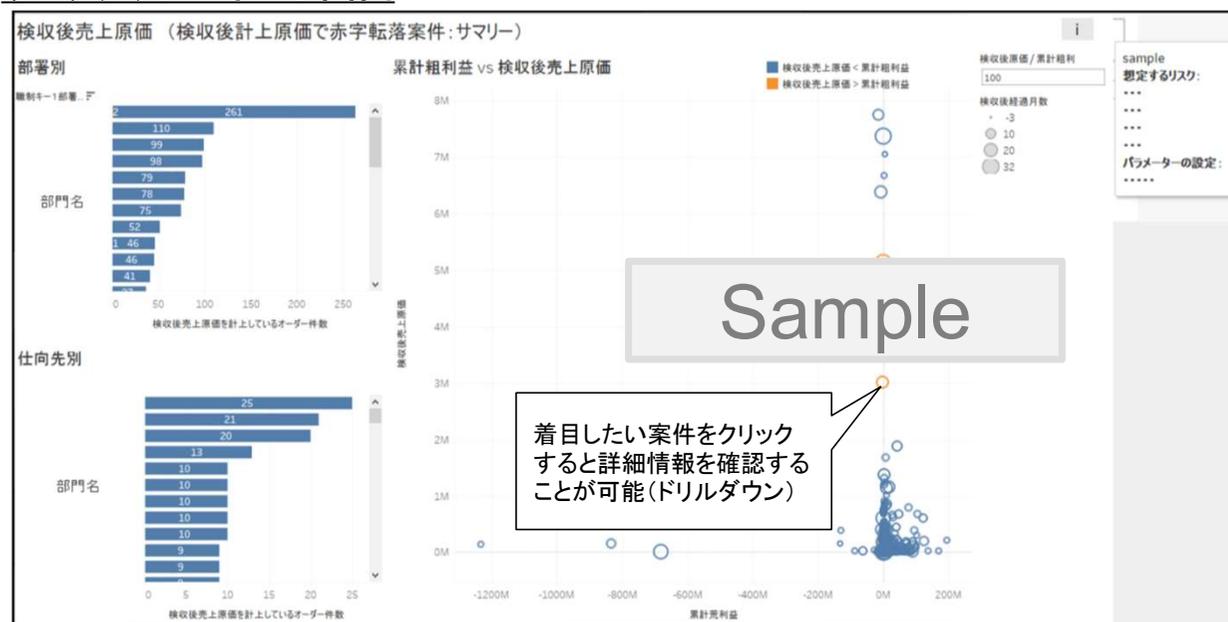
# データドリブン監査とは(2/2)

## ～リスクダッシュボードを活用したデータドリブン監査

監査人の知見をリスクシナリオに落とし込んだリスクダッシュボードをBIツールで作成し、異常値を検出状況を見て監査が必要かを判断する(継続的モニタリング)。なお、監査が必要と判断された場合は通常のプロセスで監査を実施する。

想定シナリオ	工事完了時点での赤字を隠す(又は損失引当金の計上を回避)するため、検収時点で黒字になるよう検収/原価計上の時期を操作する
強調案件条件	検収後の原価計上より、黒字から赤字に転落した案件

### リスクダッシュボード画面



### 利用方法例

#### STEP1:大きな括りでの分析を実施

部署単位および仕向先単位で分析し、特定の部署や仕向先で件数の異常値がないか等を確認する。

#### STEP2:案件単位での分析を実施

個々の赤字転落案件に着目し、異常値を示す案件がないかを確認する。

<例示>

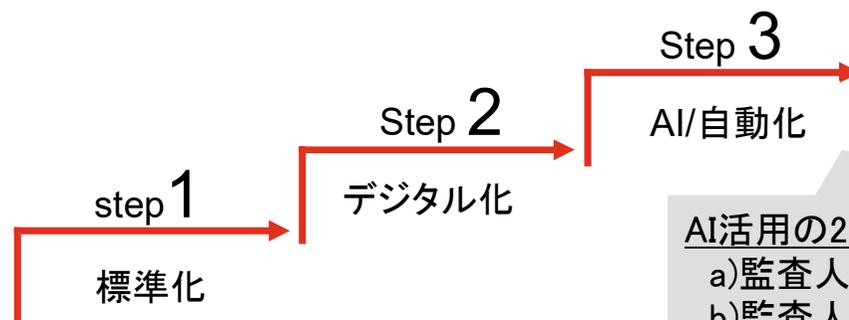
- 検収後原価の計上額が大きい案件に着目
- 最終の累積粗利益(損失)が大きい案件に着目
- 検収後経過月数が遅い(検収後の数ヶ月先に原価が計上)案件に着目

#### STEP3:着目案件をドリルダウンし案件単位での分析を実施

個別の案件に着目し、異常値を示す数値がないかを確認する。当該シナリオにおいては、例えば、「検収予定日」を基準にし、売上高・売上原価・粗利益等の計上数値に違和感がないかを確認する等の工程を想定。

# 監査におけるAI活用の2つの効果

監査におけるAIの活用には、業務プロセスやシステム、データの標準化と情報の紙媒体等からのデジタル化のステップがある。その効果は a)監査人が実施する作業の効率化とb)監査人が容易に気付くことのできない知見の獲得の2つある。



## AI活用の2つの効果

- a) 監査人が実施する作業の効率化
- b) 監査人が容易に気付くことのできない知見の獲得

### a) 監査人が実施する作業の効率化:

監査人による監査対象データの収集、加工、突合、判断の繰り返し作業は、AI活用で工数の削減余地あり  
監査人の工数削減により、監査対象範囲の拡大や高度な分析や判断に集中でき、間接的に監査品質の向上に寄与  
実務的にも、導入効果が得やすく、監査のDXの中で最初に自動化に取り組む企業が多い

### b) 監査人が容易に気付くことのできない知見の獲得:

経験豊富な監査人の暗黙知を形式知化する①ルールベースによるアプローチと、  
監査人が予期できない、または、人間の認識力を超えた判断を目的とした  
②機械学習・異常検知によるアプローチの2つがある。

人工知能(AI)	
ルールベース	機械学習 (Machine Learning)
	深層学習 (Deep Learning)

# 2

AIを活用した監査における  
リスク管理の事例紹介

# AIを活用した監査におけるリスク管理の事例の分類

AIを活用した監査手法の研究開発も進み、実際に業務への適用まで進んだ事例も出始めている。  
分析対象のデータや目的を基にAIを活用した事例を分類すると以下の通り。

評価レベル	分析対象データ	主な目的
取引単位(ミクロ)	GL (General Ledger)、仕訳	<ul style="list-style-type: none"><li>取引レベルで不正や誤謬のリスクの高いサンプルの抽出</li><li>事業拠点・業務プロセスのリスク評価</li><li>継続モニタリング・継続監査の導入</li></ul>
	SL (Subledger)、販売、購買、経費、在庫データ等	
会社、事業拠点、勘定科目単位(マクロ)	子会社等の連結パッケージ、BS/PL等の非公表データ	<ul style="list-style-type: none"><li>事業拠点ごとのリスク評価</li><li>監査対象拠点や重点監査項目の選定</li></ul>
	有価証券報告書、決算短信等の公表財務・非財務データ	<ul style="list-style-type: none"><li>被監査会社の不正リスク評価</li><li>新規取引先の受け入れ、投資先の選定</li></ul>
その他	従業員、取引先等との電子メール、チャット等の非構造化データ	<ul style="list-style-type: none"><li>不正、法令違反、ハラスメント等の早期発見と早期対応による被害の拡大防止、発生因子の抑制等</li></ul>

# 事例1: a) 監査人が実施する作業の効率化 立替経費の摘要欄のクラスタリングによる監査の効率化

1. 従業員の立替経費の精算を検証するため、コーポレートカードの利用履歴を入手し、リスクの高い取引を抽出
2. 機械学習と自然言語処理を用いて、各利用履歴の摘要欄に含まれるキーワードの組合せにより類似取引毎に分類
3. 監査人はキーワードの内容をもとにリスクの低い取引を判断し、検討対象から除外

## コーポレートカード利用履歴

日付	摘要欄	金額
2022/9/13	クライアントとの会議のため大手町本社から汐留までのタクシー代	1,580
2022/9/15	関西支社への出張のため東京から新大阪までの新幹線代	14,720
2022/9/15	関西支社への出張のため大阪でのホテル宿泊代	16,460
...	...	...

## 導入による効果

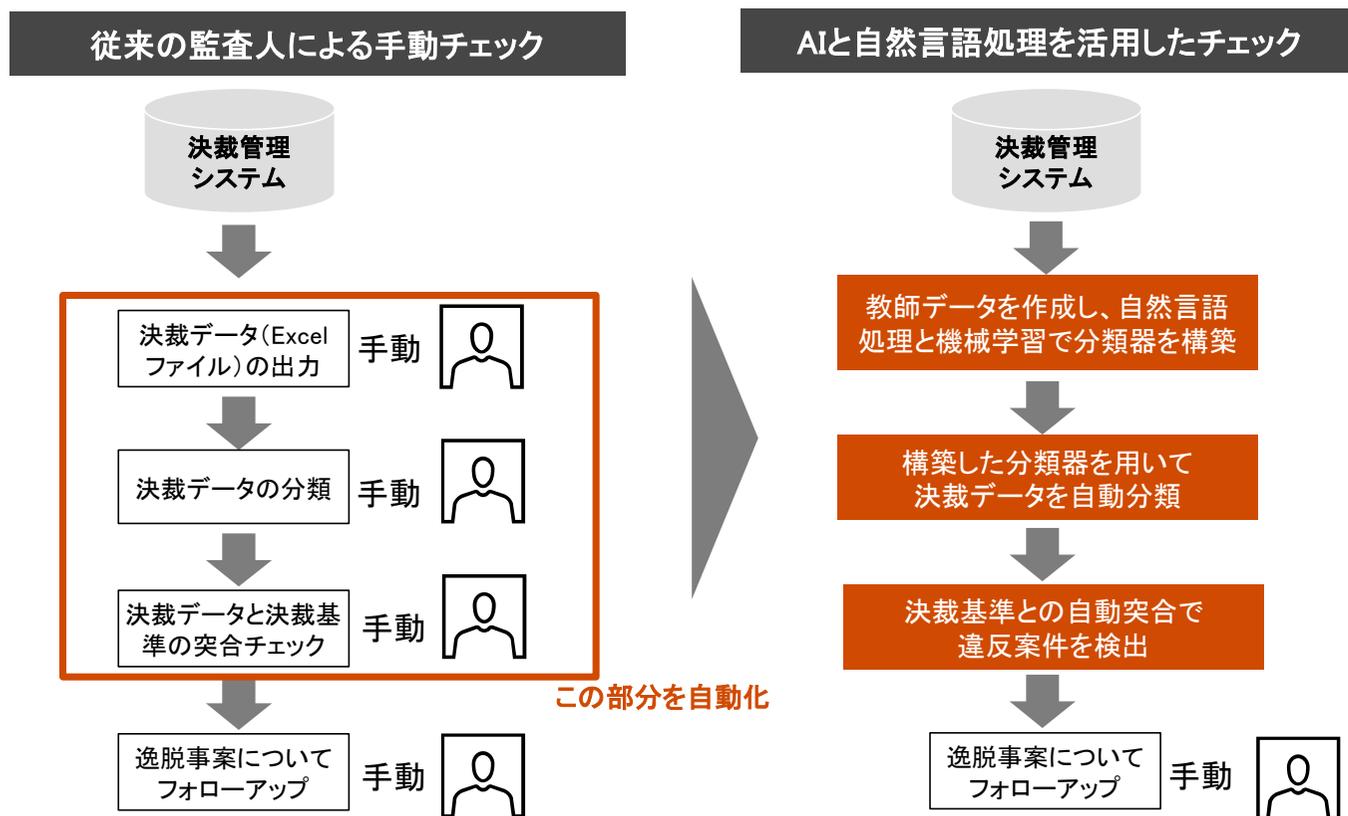
### 業務の効率化

- 重要性のない取引の判定が効率化が可能
- 特に海外拠点の監査で取引データの摘要欄が英語以外のローカル言語で記載されている場合も多く、当該手法の導入により翻訳の手間が大きく削減。

自然言語処理と機械学習(教師なし学習・クラスタリング)を用いて取引を自動分類

No	キーワード	件数	合計額	監査人の検討
1	タクシー、クライアント、会議	3,195	5,016,150	質的重要性なし
2	新幹線、出張、東京、大阪	462	6,098,400	質的重要性なし
3	宿泊、ホテル、出張	367	4,980,190	質的重要性なし
...	...	...	...	...

# 事例2: a) 監査人が実施する作業の効率化 機械学習と自然言語処理を用いた稟議書の決裁基準への準拠性検証



## 導入による効果

1. 業務の効率化  
決裁基準への準拠性検証の業務自体の直接的な効率化と適用範囲の拡大
2. 業務品質の向上  
全量データの早期検証と傾向分析によるデータドリブン監査の導入
3. DX推進の活性化  
事例の組織への紹介と推進による課題の発見力や解決力の向上

# 事例3: b) 監査人が容易に気付くことのできない知見の獲得

## ① ルールベースによるアプローチ ~ 監査リスクダッシュボード

1. 業務プロセス毎の想定リスクと取引評価ルール・スコア算定ロジックを作成

プロセス	想定リスク	抽出ルール	閾値	リスクスコア算定指標
購買	架空発注	購買申請から検収までの日数が短い	2日以内	日数の長さ
購買	架空発注	購買担当者の担当年数が長い	3年以上	担当年数
購買	二重発注	同一の日付・金額・相手先	N/A	金額及び件数
販売	押込販売	期末日売上で予算達成した営業担当者	5百万円以上	期末日の売上金額
...	...	...	...	...

2. 上記ルールに基づき取引を抽出・リスクをスコアリング

取引番号	部署	取引先	日付	金額	架空発注スコア	二重発注スコア	...	押込販売スコア
0001	A部	XX社	2023/1/8	64,026,214	75	14	...	N/A
0002	B部	YY社	2022/8/3	6,107,898	16	69	...	N/A
0003	C部	ZZ社	2022/10/18	98,152,800	40	30	...	N/A
0004	A部	YY社	2022/12/31	8,874,347	N/A	N/A	...	35
0005	B部	XX社	2022/12/31	27,001,560	N/A	N/A	...	92
...	...	...	...	...	...	...	...	...

監査リスクダッシュボードのイメージ

部署	販売	...	購買		
	押し込み販売	...	架空発注	二重発注	...
A部	80	...	90	40	...
B部	20	...	30	90	...
C部	30	...	30	40	...
...	...	...	...	...	...

3. 取引・リスク別に評価したスコアを部署別に平均し、BIツールで可視化(ヒートマップ化)

- 取引ベースのリスク評価に基づく部署別の高リスク領域の把握や年度監査計画の立案、監査対象拠点と重点監査項目の選定が可能
- 経験豊富な監査人の知見をルール化し、分析の属人性の排除と品質が向上
- 監査データの収集から分析、追加検証対象のサンプル抽出まで一連の業務が自動化され、監査工数が削減

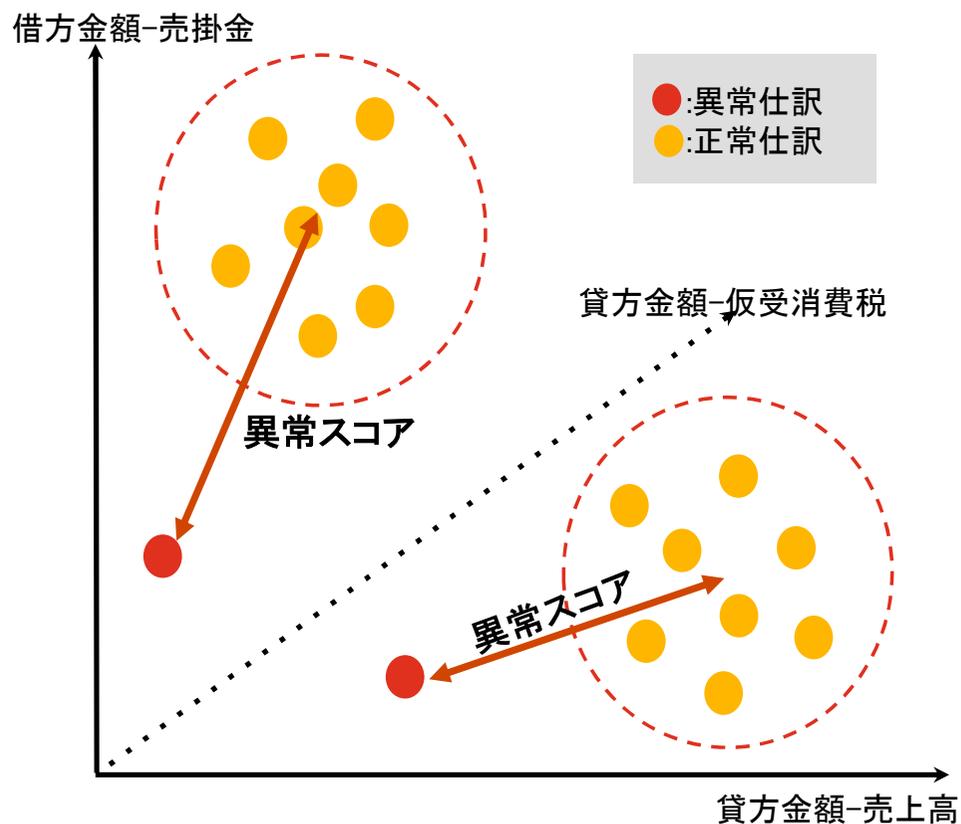
# ルールベースによるアプローチの実務適用上のメリット・デメリット

分析手法	内容	メリット	デメリット
ルールベースによる分析	一定のルールに該当する取引の抽出、リスクのスコアリング	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 経験豊富な監査人の知見や過去の不正事例に基づく効果的なルールを全量データに適用し、監査品質を大きく向上可能</li> <li>● 分析結果の属人性の排除</li> <li>● ETL/BIツール等を利用した実装が容易かつ自動化や横展開が可能</li> <li>● ルール自体や検出理由が明確であり、監査対象部門やマネジメントへの理解が得やすい</li> <li>● 取引レベルでリスクを数値化し、集計・可視化することで監査計画や監査報告にも利用可能</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● 想定リスクの識別や適用ルールの策定に監査人の豊富な知見が必要</li> <li>● 業務やシステム上のデータに見識のあるビジネスアナリストの協力が必要</li> <li>● 過去や他社事例等に基づくルール自体が自社に適合するのかが有効性の評価が困難</li> <li>● 監査人が予期せぬリスクには対応が困難</li> <li>● 検出される取引が大量となる場合があり、更なる絞り込みが必要</li> <li>● 自社のビジネスや入手可能データの制約に応じてルールのカスタマイズが必要</li> </ul>

# 事例4: b) 監査人が容易に気付くことのできない知見の獲得

## ② 機械学習によるアプローチ ~ 機械学習による仕訳の異常検知

### 仕訳の異常検知のイメージ(3勘定のみの場合)



各仕訳をその勘定科目や他属性(起票者、ソース等)毎の空間上にプロットし、他の仕訳パターンとの乖離度を異常スコアとして算定



監査人では難しい複数の勘定科目や属性間の分布状況を加味した全仕訳の異常度のスコア化ができ、**リスクの高い取引から効率的かつ効果的な監査の実施が可能**

### 仕訳の異常検知の出力イメージ

計上日	借方	貸方	異常スコア
2022/3/31	売掛金 1,100,000	売上 仮受消費税 1,000,000 100,000	98
2022/1/10	会議費 6,231	現預金 6,231	96
2022/3/13	広告宣伝費 支払手数料 100,000 824	普通預金 100,824	95
⋮	⋮	⋮	⋮

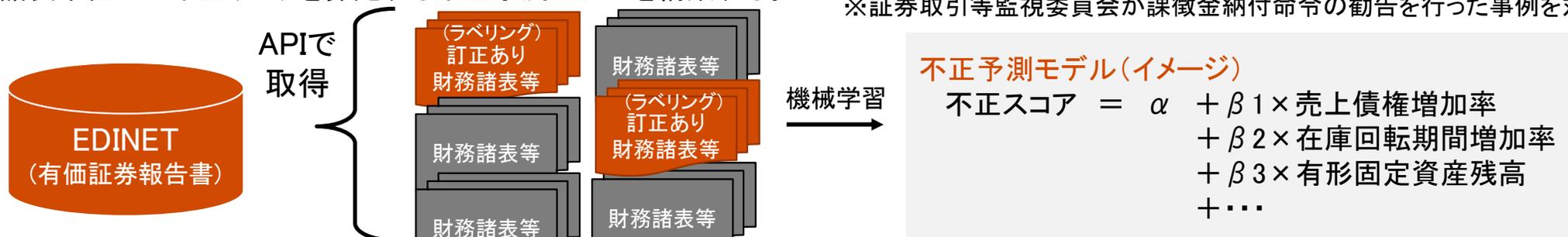
# 事例5: b) 監査人が容易に気付くことのできない知見の獲得

## ② 機械学習によるアプローチ ~ 不正予測モデルを用いた連結子会社の不正リスク分析

### 1. 学習フェーズ

上場企業の過去の有価証券報告書の財務諸表等の虚偽記載(※)とその各数値、指標の関係性を用いて、機械学習の手法により財務諸表単位での不正リスクを算定する不正予測モデルを構築する。

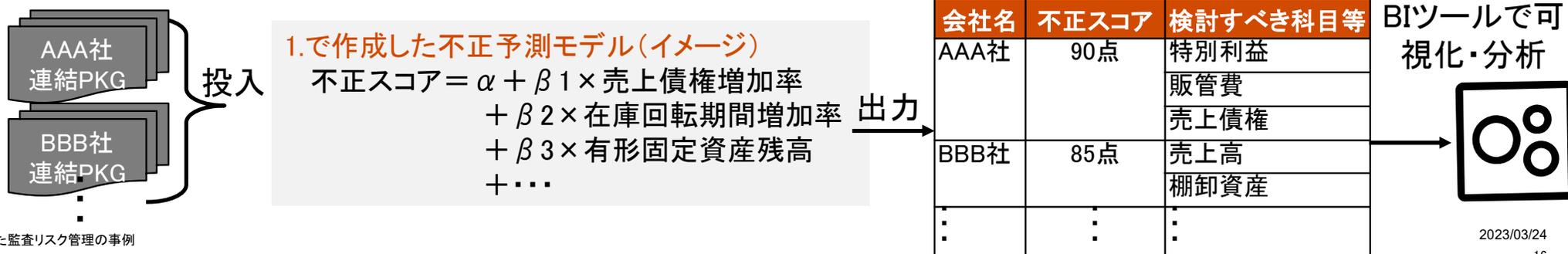
※証券取引等監視委員会が課徴金納付命令の勧告を行った事例を対象



### 2. 予測、評価・分析フェーズ

子会社連結パッケージのF/S数値と指標を1.で構築した不正予測モデルに投入し、各子会社の連結パッケージの訂正リスクを算定、スコアに影響度の大きい項目を検討すべき勘定科目等として抽出する。BIツールで結果を可視化し、時系列推移や他社比較等で特に訂正リスクの高い子会社・勘定科目等を評価・分析する。

出力イメージ



# 事例6: b) 監査人が容易に気付くことのできない知見の獲得

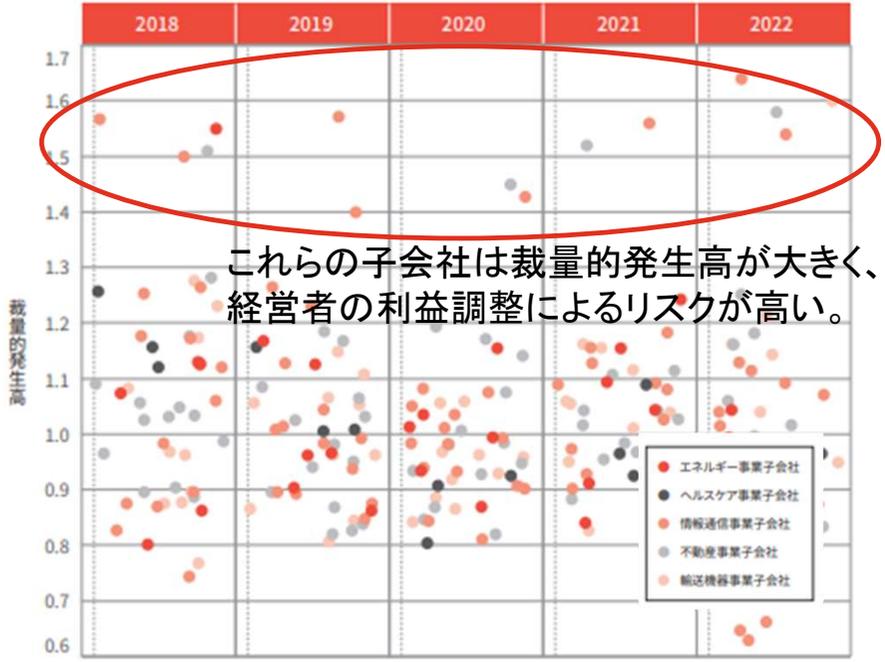
## ② 機械学習によるアプローチ ～ 裁量的会計発生高を用いた連結子会社のリスク分析

各子会社の連結パッケージの数値から経営者が裁量で計上した利益の額(裁量的会計発生高)を予測し、その時系列推移や同業他社との比較分析によりリスクの高い子会社を評価する。



### 裁量的発生高の他社比較分析の例

裁量的発生高の子会社別の推移・分布状況



### 裁量的会計発生高の予測方法(例)

1. 利益調整に関する学術的な研究成果をベースにした(非裁量的)会計発生高の計算モデルをEDINETから取得した同業他社の財務数値から推定
2. 各子会社の連結パッケージの数値から計算した会計発生高と(非裁量的)会計発生高の予測値との差額を各子会社の裁量的会計発生高と予測

例 CFO修正Jonesモデル(\*):

$$\begin{aligned}
 \text{(非裁量的)会計発生高} = & \alpha + \beta_1 \times (\Delta \text{売上高} - \Delta \text{売上債権}) \\
 & + \beta_2 \times \text{償却性固定資産} \\
 & + \beta_3 \times \Delta \text{営業キャッシュフロー} + \varepsilon
 \end{aligned}$$

(\*) 参考文献: Kasznik, R. (1999). "ON THE ASSOCIATION BETWEEN VOLUNTARY DISCLOSURE AND EARNINGS MANAGEMENT"

# 機械学習による分析アプローチの実務適用上のメリット・デメリット

分析手法	内容	メリット	デメリット
機械学習による分析	<ul style="list-style-type: none"> <li>取引の外れ値の検出、スコアリング(教師なし学習)</li> <li>自然言語処理と組み合わせたテキスト情報の分類(教師あり学習、教師あり学習)</li> <li>過去の事例に基づく不正予測モデル等によるスコアリング(教師あり学習)等</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>ルールベースでは対応が困難な監査人の予期し得ないリスクにも対応可能</li> <li>分析結果の属人性の排除</li> <li>経験豊富な監査人でも分析が困難な多次元データにも対応可能</li> <li>学習データの蓄積により検出力の向上も可能</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>検出される取引が大量となる場合があり、更なる絞り込みが必要</li> <li>AIのブラックボックス化により検出理由の理解が困難な場合があり、監査対象部門やマネジメントの理解が得難い</li> <li>過去や他社事例等に基づくルール自体が自社に適合するのかが有効性の評価が困難</li> <li>高性能マシン環境や運用保守コストを要する場合がある</li> </ul>

# AIを活用した監査における効果的なアプローチ

監査におけるデータ分析には、①ルールベースによるアプローチと②機械学習による統計的アプローチのそれぞれに長短がある。そのため、両手法を組み合わせることで監査対象を1次的にリスク評価するとともに、③探索的なアプローチによる分析を加えて実施し、監査対象のリスク評価及び高リスクサンプルの抽出を行う方法が効果的である

## ①ルールベースによるアプローチ

- 経験豊富な監査人の知見と過去の不正事例に基づく取引の抽出条件の設定とスコアリング
- 会社・業種のビジネス、業務、システム・データの理解とリスク認識に基づく監査テーマの設定、シナリオの策定

## ②機械学習による統計的アプローチ

- 機械学習を用いた取引の外れ値の検出とスコアリング
- 監査人の属人的な分析や多次元データの目視による限界の排除
- 分析の時間的制約の解消
- ルールベースや監査人が想定困難な異常取引の検知



## ③探索的なアプローチ

- 取引の全量データをBIツール等で各種切り口から視覚化し、人間が探索的に仮説を設定・検証
- ①②で抽出された取引の原因、傾向を把握、詳細テストの対象サンプルの絞り込み
- 分析者のBIツールや分析スキル次第で効果的な分析結果が獲得可能



上記手法を組み合わせることで、監査対象のリスク評価、高リスクのサンプルを抽出

# Thank you

[www.pwc.com/jp](http://www.pwc.com/jp)

© 2023 PricewaterhouseCoopers Aarata LLC. All rights reserved.

PwC refers to the PwC network member firms and/or their specified subsidiaries in Japan, and may sometimes refer to the PwC network. Each of such firms and subsidiaries is a separate legal entity. Please see [www.pwc.com/structure](http://www.pwc.com/structure) for further details.

This content is for general information purposes only, and should not be used as a substitute for consultation with professional advisors.